

PEMODELAN KURS RUPIAH TERHADAP DOLLAR AMERIKA SERIKAT MENGUNAKAN REGRESI *PENALIZED SPLINE* BERBASIS RADIAL

Kartikaningtiyas Hanunggraheni Saputri¹, Suparti², Abdul Hoyyi³

¹Mahasiswa Jurusan Statistika FSM Universitas Diponegoro

^{2,3}Staff Pengajar Jurusan Statistika FSM Universitas Diponegoro

ABSTRACT

Exchange rate is the price of a currency from a country that is measured or expressed in another country's currency. A country's currency exchange rate has fluctuated due to exchange rate determined by the demand and supply of the currency. One of method that can be used to predict the exchange rate is the classical time series analysis (parametric). However, the data exchange rate that fluctuates often do not fulfill the parametric assumptions. Alternative used in this research is penalized spline regression which is nonparametric regression and not related to the assumption of regression curves. Penalized spline regression is obtained by minimizing the function Penalized Least Square (PLS). To handle the numerical instability and changing data then used radial basis at Penalized spline estimator. Selection of the optimal models is rely heavily on determining the optimal lambda and optimal knot point that is based on the Generalized Cross Validation (GCV) minimum. Using data daily exchange rate of the rupiah against the US dollar in the period of June 2, 2014 until February 27, 2015, the optimal penalized spline bases on radial model in this study is when using 2 order and 13 knots point, those points are 11625; 11669; 11728; 11795; 11911; 11974; 12069; 12118; 12161; 12372; 12452; 12550; 12667 with GCV = 3904.8.

Keywords: exchange rate, penalized spline, radial bases, penalized least square, generalized cross validation

1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Globalisasi dalam bidang ekonomi menyebabkan berkembangnya sistem perekonomian ke arah yang lebih terbuka antar negara. Perekonomian terbuka membawa suatu dampak ekonomi yaitu terjadinya perdagangan internasional antar negara-negara di dunia. Dengan adanya perdagangan internasional inilah maka akan dijumpai masalah baru yakni perbedaan mata uang yang digunakan oleh negara-negara yang bersangkutan. Akibat adanya perbedaan mata uang yang digunakan, baik di negara yang mengimpor maupun mengeksport, akan menimbulkan suatu perbedaan nilai tukar uang (kurs). (Kurnia dan Didit, 2009).

Perbedaan maupun pergerakan nilai tukar mata uang suatu negara (kurs) pada prinsipnya ditentukan oleh besarnya permintaan dan penawaran mata uang tersebut (Sukirno, 1994). Hal ini mengakibatkan perlunya dilakukan prediksi atau pendugaan kurs mata uang untuk mengetahui seberapa besar nilai tukar mata uang pada masa mendatang yang bersifat harian. Dari hasil prediksi yang diperoleh, pihak-pihak yang berkepentingan dalam perdagangan internasional baik impor maupun ekspor dapat mengambil langkah-langkah strategis yang sekiranya perlu dilakukan agar tidak mengalami kerugian yang cukup besar.

Dalam penelitian ini, metode statistika sangat berperan penting dalam memprediksi maupun menduga estimasi nilai tukar kurs rupiah terhadap dollar Amerika Serikat. Salah satu metode yang digunakan dalam memprediksi data kurs adalah analisis runtun waktu klasik (parametrik). Asumsi yang harus dipenuhi dalam metode ini adalah stasioneritas dan proses *white noise*. Namun data runtun waktu yang berfluktuasi seperti kurs sering kali

tidak memenuhi asumsi stasioneritas. Apabila asumsi dari pendekatan regresi parametrik tidak terpenuhi maka pendugaan dapat dilakukan dengan pendekatan nonparametrik.

Penulis ternama seperti Hardle dan Wahba menyarankan penggunaan regresi spline sebagai alternatif pendekatan non parametrik. Spline mempunyai keunggulan dalam mengatasi pola data yang menunjukkan naik atau turun yang tajam dengan bantuan titik-titik knot, serta kurva yang dihasilkan relatif mulus. Titik knots merupakan perpaduan bersama yang menunjukkan pola perilaku fungsi spline pada selang yang berbeda (Hardle, 1990). Salah satu bentuk regresi spline adalah *penalized spline*.

Penalized spline terdiri dari potongan-potongan polinomial (*piece wise polynomial*) yang memiliki sifat tersegmen yang kontinu.. Fungsi basis polinomial pada estimator *penalized spline* kurang mampu menangani suatu data yang berubah-ubah dan terjadi ketidakstabilan numerik ketika jumlah titik-titik knot yang besar dan nilai parameter penghalus (λ) kecil atau bernilai 0. Untuk menangani ketidakstabilan numerik dan data yang berubah-ubah dilakukan perubahan terhadap fungsi basis polinomial pada estimator *penalized spline* dengan fungsi basis radial. Pemodelan regresi nonparametrik menggunakan *panelized spline* berbasis radial diawali dengan meminimumkan fungsi *penalized least square* yang merupakan fungsi kriteria pendugaan yang menggabungkan antara fungsi *least square* dengan ukuran kemulusan kurva (*smooth*). Pemilihan parameter penghalus optimal dan titik knot optimal dilakukan dengan memilih nilai GCV (*Generalized Cross-Validation*) yang minimum (Ruppert, *et al.*, 2003).

1.2 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penyusunan tugas akhir ini adalah

1. Mendapatkan model optimal untuk menduga nilai kurs harian rupiah terhadap dollar Amerika Serikat menggunakan regresi *penalized spline* berbasis radial.
2. Melakukan prediksi kurs dari model optimal dan perbandingannya dengan data *real* .

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Kurs

Menurut Krugman dan Maurice (1994), kurs (*exchange rate*) adalah harga sebuah mata uang dari satu negara yang diukur atau dinyatakan dalam mata uang lainnya. Kurs mempunyai peran sentral dalam hubungan perdagangan internasional karena kurs memungkinkan untuk membandingkan harga-harga semua barang dan jasa yang dihasilkan oleh berbagai negara. Mata uang selalu menghadapi kemungkinan penurunan nilai tukar (kurs) atau depresiasi terhadap mata uang lainnya dan sebaliknya mengalami kenaikan nilai tukar. Menurut Sukirno (1994), perbedaan maupun pergerakan nilai tukar mata uang suatu negara (kurs) pada prinsipnya ditentukan oleh besarnya permintaan dan penawaran mata uang tersebut

2.2. Analisis Regresi

Gujarati (2006) mendefinisikan analisis regresi sebagai kajian terhadap hubungan satu variabel yang disebut sebagai variabel yang diterangkan dengan satu variabel atau lebih yang menerangkan

2.2.1 Regresi Parametrik

Menurut Supranto (1988), model regresi linier sederhana secara umum dapat dituliskan sebagai berikut :

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i; \quad i = 1, 2, \dots, n$$

dengan y merupakan variabel dependen sedangkan x merupakan variabel independen. Pada regresi parametrik residual diasumsikan identik, independen, dan berdistribusi Normal dengan varian konstan ($\varepsilon \sim IIDN(0, \sigma^2)$).

Estimasi parameter model regresi menggunakan metode OLS (*Ordinary Least Square*) atau menggunakan metode MLE (Draper dan Smith, 1992).

2.2.2 Regresi Nonparametrik

Pendekatan nonparametrik merupakan metode pendugaan model yang dilakukan berdasarkan pendekatan yang tidak terikat asumsi bentuk kurva regresi tertentu dimana kurva regresi hanya diasumsikan *smooth* (mulus), artinya termuat di dalam suatu ruang fungsi tertentu sehingga regresi nonparametrik memiliki fleksibilitas yang tinggi karena data diharapkan mencari sendiri bentuk estimasi kurva regresinya tanpa dipengaruhi oleh faktor subyektifitas peneliti (Eubank, 1988).

2.3. Regresi Spline

Regresi spline adalah suatu pendekatan ke arah pencocokan data dengan tetap memperhitungkan kemulusan kurva. Spline mempunyai keunggulan dalam mengatasi pola data yang menunjukkan naik atau turun yang tajam dengan bantuan titik-titik knot, serta kurva yang dihasilkan relatif mulus. Titik Knots merupakan perpaduan bersama yang menunjukkan pola perilaku fungsi spline pada selang yang berbeda (Hardle, 1990).

Model regresi spline dengan orde m dan titik knot $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_K$ sebagai berikut

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x + \dots + \beta_{m-1} x^{m-1} + \sum_{k=1}^K \beta_{m-1+k} (x - \tau_k)_+^{m-1} + \varepsilon_i$$

dengan fungsi truncated

$$(x - \tau_k)_+^{m-1} = \begin{cases} (x - \tau_k)^{m-1}, & x \geq \tau_k \\ 0, & x < \tau_k \end{cases}$$

Dimana m adalah orde polinomial, τ_k adalah titik knot ke- k dengan $k=1, 2, \dots, K$ dan ε_i merupakan error random independen yang diasumsikan normal dengan mean nol dan varians σ^2 (Ruppert, *et al.*, 2003).

2.4. Regresi Penalized Spline Berbasis Radial

Regresi *penalized spline* terdiri dari potongan-potongan polinomial (*piece wise polynomial*) yang memiliki sifat tersegmen yang kontinu. Sifat ini memberikan fleksibilitas yang lebih baik daripada polinomial biasa sehingga memungkinkan untuk menyesuaikan diri secara efektif terhadap karakteristik fungsi atau data. Fungsi basis polinomial pada estimator *penalized spline* kurang mampu menangani suatu data yang berubah-ubah dan terjadi ketidakstabilan numerik ketika jumlah titik-titik knot yang besar dan nilai parameter penghalus (λ) kecil atau bernilai 0. Untuk menangani suatu data yang berubah-ubah dan ketidakstabilan numerik maka dilakukan perubahan terhadap fungsi basis polinomial pada estimator *penalized spline* dengan fungsi basis radial (*radial basis function*). Dalam regresi *penalized spline* digunakan fungsi basis radial dengan K knot, misalkan $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_K$ yaitu

$$1, x, \dots, x^{m-1}, |x - \tau_1|^{2m-1}, |x - \tau_2|^{2m-1}, \dots, |x - \tau_K|^{2m-1}$$

dimana m adalah orde polinomial dan τ_k adalah knot ke- k dengan $k=1, 2, \dots, K$. Fungsi $f(x_i)$ dengan menggunakan *penalized spline* berbasis radial adalah sebagai berikut:

$$f(x_i) = \sum_{r=0}^{m-1} \beta_r x_i^r + \sum_{k=1}^K \beta_{mk} |x - \tau_k|^{2m-1} + \varepsilon_i \text{ untuk } m=2,3,\dots \quad (1)$$

bentuk persamaan (1) dapat ditulis ke dalam bentuk model matriks sebagai berikut:

$$f(x) = X\beta + \varepsilon$$

$$f(x) = \begin{bmatrix} f(x_1) \\ f(x_2) \\ \vdots \\ f(x_n) \end{bmatrix}; \beta = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_{m-1} \\ \beta_{m1} \\ \beta_{m2} \\ \vdots \\ \beta_{mK} \end{bmatrix}; \varepsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

$$X = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & x_1^2 & \dots & x_1^{m-1} & |x_1 - \tau_1|^{2m-1} & \dots & |x_1 - \tau_K|^{2m-1} \\ 1 & x_2 & x_2^2 & \dots & x_2^{m-1} & |x_2 - \tau_1|^{2m-1} & \dots & |x_2 - \tau_K|^{2m-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_n & x_n^2 & \dots & x_n^{m-1} & |x_n - \tau_1|^{2m-1} & \dots & |x_n - \tau_K|^{2m-1} \end{bmatrix}$$

Hasil estimasi fungsi regresi $f(x)$ adalah

$$\hat{f}(x) = X\hat{\beta} \quad (2)$$

Menurut Ruppert, *et al.*, (2003), estimasi regresi *penalized spline* berbasis radial diperoleh dengan meminimumkan *Penalized Least Square* (PLS). Fungsi PLS adalah sebagai berikut:

$$Q = \|y - X\beta\|^2 + \lambda^{2m-1} \beta^T R \beta, \lambda > 0$$

Dimana λ adalah parameter penghalus, $R = \begin{bmatrix} 0_{m \times m} & 0_{m \times K} \\ 0_{K \times m} & P_{K \times K} \end{bmatrix}$,

$P = [P_{ab}]$ dengan $P_{ab} = |\tau_a - \tau_b|^{2m-1}$ untuk $1 \leq a \leq K$ dan $1 \leq b \leq K$

Syarat cukup agar fungsi PLS mencapai nilai minimum adalah

$$\frac{\partial Q}{\partial \beta} = 0 \text{ sehingga diperoleh } \hat{\beta} = (X^T X + \lambda^{2m-1} R)^{-1} X^T Y$$

Substitusikan $\hat{\beta}$ ke (2) sehingga diperoleh estimasi dari $f(x)$ adalah:

$$\hat{f}(x) = X(X^T X + \lambda^{2m-1} R)^{-1} X^T Y$$

2.5. Pemilihan Parameter Penghalus (λ) Optimal

Parameter penghalus merupakan pengontrol keseimbangan antara kesesuaian kurva terhadap data dan kemulusan kurva. Wahba (1990) dan Eubank (1988) menunjukkan bahwa memasang parameter penghalus yang sangat kecil atau besar akan memberikan bentuk fungsi penyelesaian yang sangat kasar atau mulus.

Memilih parameter penghalus optimal yaitu dengan memilih parameter penghalus yang menghasilkan nilai GCV paling minimum (Budiantara, 1999). Fungsi GCV (*Generalized Cross Validation*) dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$GCV = n^{-1} \frac{RSS(\lambda)}{(1 - n^{-1} \text{tr}(S(\lambda)))^2}$$

dengan $RSS = \text{Residual Sum Square}$ dengan rumus $RSS(\lambda) = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$ dan

$$\text{tr}(S(\lambda)) = \text{tr}(X(X^T X + \lambda^{2m-1} R)^{-1} X^T)$$

2.6. Pemilihan Banyak Knot

Letak knot dalam *penalized spline* terletak pada sampel kuantil dari nilai unique variabel independen. Dengan knot ke- k adalah kuantil ke- j dari nilai unique variabel independen dimana $j = \frac{k}{1+K}$. Dengan kata lain, titik knot pada *penalized spline* terletak pada nilai unique variabel independen yang membagi segugus pengamatan menjadi $(K+1)$ bagian yang sama. Sehingga dalam *penalized spline*, penentuan banyak knot sangat berpengaruh untuk menentukan titik knot dalam fungsi *penalized spline* tersebut.

Terdapat dua metode algoritma yang digunakan untuk menentukan banyak knot yang optimal yaitu dengan menggunakan algoritma *myopic* dan algoritma *full-search*. Perbedaan antara kedua metode tersebut terletak pada pemilihan banyak knot yang akan dicobakan. Kedua metode tersebut berlaku untuk $K < n_{\text{unique}} - m - 1$, dengan n_{unique} adalah banyaknya nilai unique dari variabel independen $\{x_i\}_{i=1}^n$ dan m adalah orde polinomial (Ruppert, *et al.*, 2003).

Dalam penulisan ini, algoritma yang digunakan untuk memilih banyak knot (K) optimal adalah algoritma *full-search*. Algoritma *full-search* dalam memilih banyak knot yang optimal yaitu dengan memilih banyak knot dan parameter penghalus optimal yang dicobakan yang menghasilkan nilai GCV paling minimum.

2.7. Regresi Nonparametrik untuk Data Runtun Waktu

Pada dasarnya (X_i, Y_i) , $i = 1, 2, \dots, n$ dalam pemodelan regresi adalah saling independen. Namun dalam prakteknya sering dijumpai bahwa asumsi independensi data tersebut tidak dipenuhi misalnya dalam kasus pengamatan data yang telah dicatat dalam urutan waktu dari suatu obyek penelitian yang mana respon obyek sekarang tergantung dari respon sebelumnya. Oleh karena itu perlu disusun suatu pemodelan data yang asumsi independensi datanya tidak dipenuhi. Ada 3 konsep dasar matematika yang mendasarari pemodelan ini (Hardle, 1990), yaitu:

- Model (S) : suatu barisan stasioner $\{(X_i, Y_i), i = 1, 2, \dots, n\}$ adalah hasil observasi dan akan diestimasi $f(x) = E(Y|X=x)$
- Model (T) : suatu runtun waktu $\{Z_i, i \geq 1\}$ adalah hasil observasi dan digunakan untuk memprediksi Z_{n+1} dengan $f(x) = E(Y|X=x)$
- Model (C) : pengamatan error $\{\varepsilon_{in}\}$ dalam model regresi membentuk barisan variabel random yang berkorelasi.

Untuk memprediksi masalah runtun waktu (T) satu dimensi dapat digambarkan ke model pertama. Dengan menetapkan *time series* stasioner $\{Z_i, i \geq 1\}$. Nilai lag Z_{i-1} sebagai X_i dan Z_i sebagai Y_i . Kemudian untuk masalah pendugaan Z_{n+1} dari $\{Z_i\}_{i=2}^n$ dapat dianggap sebagai masalah regresi pemulusan untuk $\{X_i, Y_i\}_{i=2}^n = \{Z_{i-1}, Z_i\}_{i=2}^n$. Permasalahan prediksi untuk *time series* $\{Z_i\}$ adalah sama seperti estimasi $f(x) = E(Y|X=x)$ untuk dua dimensi *time series* $\{X_i, Y_i\}_{i=1}^n$.

2.8 Ketepatan Motode Peramalan

Kinerja model yang digunakan dalam peramalan dapat dilihat berdasarkan nilai R^2 pada data *in sample* dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) pada data *outsample*.

Koefisien determinasi (R^2) dilakukan untuk mengetahui prosentase pengaruh variabel independen (X) terhadap variabel dependen (Y). Menurut Draper dan Smith (1992), nilai R^2 dapat dinyatakan sebagai berikut :

$$R^2 = \frac{\sum_i^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum_i^n (Y_i - \bar{Y})^2}$$

Dimana n = banyaknya data
 \hat{Y}_i = data hasil prediksi periode ke-i
 \bar{Y} = rata – rata data aktual

Metode MAPE melakukan perhitungan perbedaan antara data asli dan data hasil prediksi. Perbedaan tersebut diabsolutkan, kemudian dihitung ke dalam bentuk persentase terhadap data asli.. Menurut Chen, *et al.*, (2007), jika nilai MAPE dibawah 10% maka peramalan mempunyai tingkat ketepatan yang tinggi sehingga mempunyai peramalan yang sangat bagus, jika nilai MAPE berada di antara 10% dan 20% maka peramalan yang dilakukan mempunyai peramalan yang bagus, jika nilai MAPE sebesar 20%-50% maka peramalan yang dilakukan masih dalam kewajaran sedangkan jika nilai MAPE lebih dari 50% maka peramalan yang dilakukan tidak tepat sehingga mempunyai peramalan yang sangat buruk. MAPE dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|Y_i - \hat{Y}_i|}{Y_i} \times 100\%$$

dimana n = banyaknya data
 \hat{Y}_i = data hasil prediksi periode ke-i
 Y_i = data aktual periode ke-i

3. METODE PENELITIAN

3.1. Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam studi kasus ini berupa data historis sekunder yang diambil dari *website* resmi Bank Indonesia. Data tersebut merupakan data kurs harian yang berupa *time series* untuk nilai tukar mata uang rupiah terhadap mata uang *dollar* Amerika Serikat terhitung sejak tanggal 02 Juni 2014 sampai dengan tanggal 29 Mei 2015.

3.2. Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah kurs beli rupiah terhadap dollar yang kemudian berlandaskan rumus umum *time series* data tersebut dimodifikasi menjadi dua variabel yaitu data ke 1,...,n-1 sebagai variabel independen dan data ke 2,...,n sebagai variabel dependen.

3.3. Metode Analisis

1. Menentukan titik knot menggunakan sampel kuantil dari nilai unique variabel independen yang sudah diurutkan
2. Meregresikan variabel dengan regresi *penalized spline* berbasis radial pada orde 2, orde 3, dan orde 4
3. Menentukan parameter penghalus optimal dan banyak titik knot optimal dari nilai GCV minimum
4. Memilih model optimal dari orde 2, orde 3 dan orde 4
5. Membandingkan hasil prediksi model optimal dengan data sebenarnya

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Deskripsi Data

Data kurs dikelompokkan dalam dua jenis, yakni data *in sample* dan *out sample*. Data *in sample* yang digunakan terhitung pada periode 02 Juni 2014 sampai 27 Februari 2015. Sedangkan data *out sample* yang digunakan adalah data kurs beli pada periode 02 Maret 2015 sampai 29 Mei 2015. Berikut adalah nilai statistik deskriptif data *in sample* yang digunakan untuk menyusun model:

Tabel 1. Statistik Deskriptif Data Kurs Periode 02 Juni 2014-27 Februari 2015

	N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
Kurs_Beli	186	11441	12835	12077,43	366.953

4.2 Regrsi *Penalized Spline* Berbasis Radial

Banyak knot (K) yang telah dicobakan pada orde 2 sebanyak 165, pada orde 3 sebanyak 164, dan pada orde 4 sebanyak 163 karena sesuai dengan ketentuan ketentuan $K < n_{\text{unique}} - m - 1$ dengan n_{unique} sebanyak 169. Pemilihan banyak knot optimal dan parameter penghalus optimal dengan memilih nilai GCV minimum. Dari hasil *running* program diperoleh nilai GCV yang minimum untuk masing-masing orde 2, orde 3 dan orde 4 sebagai berikut:

Tabel 2. Nilai GCV minimum masing-masing orde

Orde (m)	Banyak Knot	Knot	Parameter Penghalus	GCV
2	13	11625; 11669; 11728; 11795; 11911; 11974; 12069; 12118; 12161; 12372; 12452; 12550; 12667	305,3856	3904,8
3	17	11620,3; 11650,67; 11688; 11733,67; 11769,3; 11887; 11929; 11997,3; 12069; 12102,67; 12139; 12215; 12373,3; 12436,67; 12536; 12584; 12688	231,013	3953,5
4	11	11637; 11688; 11751; 11887; 11967; 12069; 12129; 12215; 12394; 12536; 12636	7,054802	3924,6

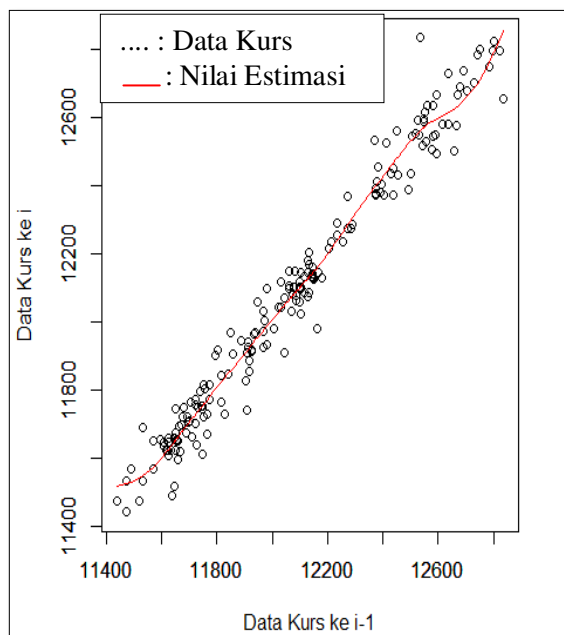
Berdasarkan Tabel 2 model *penalized spline* berbasis radial optimal adalah pada saat menggunakan orde 2 dan banyak titik knot sebanyak 13 karena memiliki nilai GCV yang minimum yaitu sebesar 3904,8.

4.3 Model Optimal

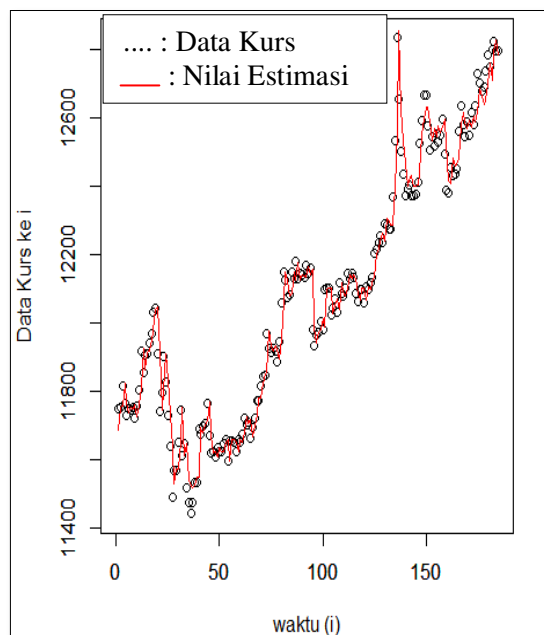
Model *penalized spline* berbasis radial optimal adalah pada saat menggunakan orde 2 dengan banyak titik knot sebanyak 13 yaitu 11625; 11669; 11728; 11795; 11911; 11974; 12069; 12118; 12161; 12372; 12452; 12550; dan 12667. Berdasarkan estimasi parameter yang dihasilkan, persamaan *penalized spline* berbasis radial optimal adalah pada saat menggunakan orde 2 dengan banyak titik knot sebanyak 13 adalah

$$\begin{aligned} \hat{f}(x_i) = & 12764,14 - 0,0002272991x_i - 0,00001172323 |x_i - 11625|^3 + 0,000017369010 \\ & |x_i - 11669|^3 - 0,000007429962 |x_i - 11728|^3 + 0,000004581835 |x_i - 11795|^3 - \\ & 0,000005472579 |x_i - 11911|^3 + 0,000004041080 |x_i - 11974|^3 + \\ & 0,000004120124 |x_i - 12069|^3 - 0,000002339399 |x_i - 12118|^3 - 0,000004264036 \\ & |x_i - 12161|^3 + 0,000005642198 |x_i - 12372|^3 - 0,000011505940 |x_i - 12452|^3 + \\ & 0,000078730000 |x_i - 12550|^3 - 0,00001022138 |x_i - 12667|^3 \end{aligned}$$

Setelah mendapatkan nilai estimasi parameter maka dapat diperoleh nilai prediksi dari data kurs rupiah terhadap dolar Amerika dan dapat digambarkan pada kurva estimasi seperti Gambar 1a. Sedangkan kurva estimasi yang dihasilkan ketika hasil prediksi tersebut dikembalikan terhadap waktu (i) dapat dilihat pada Gambar 1b. Estimasi yang dihasilkan benar-benar mendekati setiap titik data kurs sebenarnya.



Gambar 1a

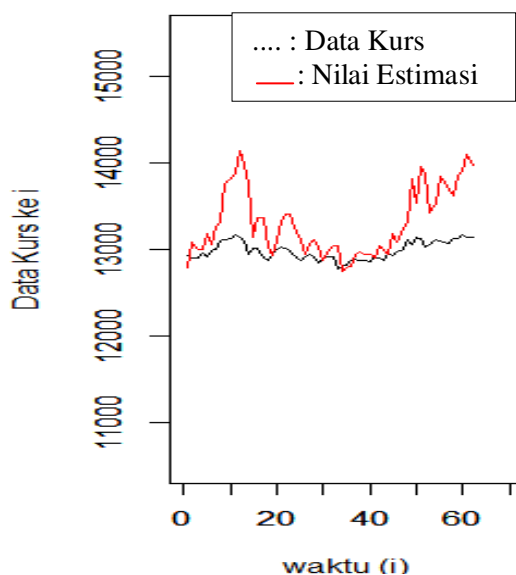


Gambar 1b

Gambar 1.a Kurva Estimasi Pola Hubungan Data Kurs ke $t-1$ dan Data Kurs ke i
Gambar 1.b Kurva Estimasi Kurs setelah dikembalikan terhadap Waktu (i)

4.5 Perbandingan Hasil Prediksi dengan Data Asli

Perbandingan antara data kurs sebenarnya untuk periode 02 Maret 2015 sampai 29 Mei 2015 dan data kurs hasil prediksinya dapat disajikan dalam grafik pada Gambar 3. Pola yang dibentuk kedua garis pada Gambar 3 tidak menunjukkan adanya perbedaan yang sangat signifikan. Artinya hasil prediksi ini menunjukkan adanya suatu kesamaan pola terhadap data kurs yang sebenarnya. Hal ini terbukti menunjukkan bahwa model *penalized spline* optimal yang diperoleh merupakan hasil pemilihan orde, banyak knot dan parameter penghalus yang paling optimal sehingga menghasilkan GCV yang paling minimum.



Gambar 3. Grafik Data Asli dan Hasil Prediksinya

4.6 Ketepatan Kinerja Model dalam Peramalan

Kinerja model yang digunakan dalam peramalan dapat dilihat berdasarkan nilai R^2 dari data *in sample* dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dari data *out sample*. Didapat nilai R^2 sebesar 97,2464% yang berarti bahwa pengaruh nilai kurs pada waktu sekarang terhadap nilai kurs pada waktu esok sebesar 97,2464% dan sisanya sebesar 2,7536% dipengaruhi oleh variabel lain. Didapat nilai MAPE kurang dari 10% yaitu sebesar 2,59% maka dapat disimpulkan bahwa hasil estimasi model *penalized spline* berbasis radial optimal mempunyai kemampuan peramalan yang sangat baik karena memiliki keakuratan yang tinggi.

5. KESIMPULAN

1. Model *penalized spline* berbasis radial optimal adalah pada saat menggunakan orde 2 dengan banyak titik knot sebanyak 13 yaitu 11625; 11669; 11728; 11795; 11911; 11974; 12069; 12118; 12161; 12372; 12452; 12550; dan 12667.
2. Hasil prediksi menunjukkan adanya suatu kesamaan pola terhadap data kurs yang sebenarnya. Hal ini menunjukkan bahwa model *penalized spline* optimal yang diperoleh merupakan hasil pemilihan orde, banyak knot dan parameter penghalus yang paling optimal sehingga menghasilkan GCV yang paling minimum.

DAFTAR PUSTAKA

- Budiantara, I.N. 1999. *Estimator Spline Terbobot dalam Regresi Semiparametrik*. Majalah Ilmu Pengetahuan dan Teknologi. Vol 10. hal 103-109
- Chen, R.J., Bloomfield, P., and Cubbage, F.W. 2007. *Comparing Forecasting Models In Tourism*. Journal of Hospital and Tourism Research. Vol 20. No 10. hal 1-19
- Draper, N.R. And Smith, H. 1992. *Applied Regression Analysis 2nd Edition*. New York: John Wiley and Sons
- Eubank, R. L. 1988. *Spline Smoothing and Nonparametric Regression*. Texas: Departement of Statistics Southern Methodist Dallas University
- Gujarati, D. 2006. *Dasar-Dasar Ekonometrika*. Jakarta: Erlangga
- Hardle, W. 1990. *Applied Nonparametric Regression*. Cambridge University
- Krugman R. P. dan Maurice O. 1994. *Ekonomi Internasional, Teori dan Kebijakan*. Jakarta: PT. Raja Grafindo Persada
- Kurnia, A.M. dan Didit. 2009. *Fluktuasi Kurs Rupiah Terhadap Dollar Amerika Serikat pada Periode Tahun 1997.I – 2004.IV*. Jurnal Ekonomi Pembangunan. Vol 10. No 2. hal 234-249
- Ruppert, D., Wand, M.P., and Carroll, R.J. 2003. *Cambridge Series in Statistical and Probabilistic Mathematics: Semiparametric Regression*. New York :Cambridge University Press
- Sukirno, S. 1994. *Teori Makro Ekonomi*. Jakarta: Raja Grafindo Persada
- Supranto, J. 1988. *Teori dan Aplikasi Statistik*. Edisi Lima. Jakarta: Erlangga
- Wahba, G. 1990. *Spline Models for Observational Data*. Philadelphia: SIAM.